Histograma de gradientes para poses de mão em um ambiente automotivo

Gustavo Müller Nunes

June 2014

Sumário

Lista de Tabelas

Lista de Figuras

Capítulo 1

Introdução

1.1 Apresentação

Reconhecimento de gestos baseado em visão computacional é um assunto bastante pesquisado e já pode ser considerado popular, isto porque, a busca por mecanismos que tornem a interação entre homem e máquina mais intuitiva e natural é constante e vem aumentando com o lançamento de plataformas que auxiliam os desenvolvedores nos complexos algoritmos que envolvem essa área. O lançamento do Kinect, da Microsoft [18], e da plataforma de desenvolvimento da Intel, chamada Intel Perceptual Computing [19] (figura 1.1), ambas com câmeras de profundidade, vem popularizando o desenvolvimento de aplicativos e revolucionando o jeito que interagimos com os jogos e computadores.

Figura 1.1: Kinect, da Microsoft, e a câmera da *Creative* com parceria da Intel

O uso de câmeras em carros e caminhões também tem aumentando nos últimos anos. Sistemas de segurança capazes de verificar se o motorista esta saindo indevidamente da faixa, ou se o veículo esta em rota de colisão com algum outro automóvel ou objeto e até mesmo monitorando o stress do motorista já são comuns em vários modelos de veículos. Mas pouco vimos o uso dessas câmeras para interação do motorista com a grande quantidade de controles que temos nos carros. Sistemas de navegação, componentes de som e imagem como CD/DVD player, radio, televisão, celulares, computador de bordo, e ar condicionado são alguns exemplos de dispositivos que requerer uma constante interação com o motorista e cujo comandos poderiam ser dados por meio de gestos. O sistema de gestos também pode ser usado como um complemento ao sistema de reconhecimento de voz, bastante comum hoje nos carros.

Os gestos e poses, em nossa aplicação, podem ser entendidos como movimentos ou poses executados pela mão direta do motorista dentro do campo de visão de uma câmera instalada no teto do carro. O nosso estudo, portanto, é focado no histograma orientado a gradientes (HOG - Histogram of oriented gradients) aplicado em um sistema de interface de usuário através de gestos. Um sistema em tempo real capaz de reconhecer poses de mão e gestos que permita o motorista interagir com o veículo de forma intuitiva e eficaz.

NOTA: Colocar uma foto do angulo de visão da câmera na nossa aplicação.

1.2 Objetivo

O objetivo do trabalho é estudar o efeito da variação dos principais parâmetros do cálculo do HOG e assim encontrar qual a melhor configuração para a aplicação proposta. Um balanço entre performance e processamento deve ser levado em consideração, já que o trabalho computacional deve ser reduzido ao máximo para aplicações automotivas. Em [17] foi feito um trabalho parecido para encontrar o melhor conjunto de parâmetros para a representação de seres humanos em diversas situações e poses diferentes. O que queremos avaliar é se para a nossa aplicação, os mesmos parâmetros podem ser aplicados e qual seria o custo na performance do algoritmo se o mesmo fosse simplificado com o intuito de reduzir processamento. O HOG poderia ser usado de duas maneiras diferentes: como um pre classificador para encontrar as regiões mais prováveis de se ter uma mão e assim limitar a imagem em algumas regiões de interesse aonde um segundo algoritmo seria aplicado, nesse caso não seria trabalho do HOG dizer qual é a pose, mas sim se é uma mão ou não, ou no máximo classificar a pose em algum grupo de poses (como feito em [10]). Mas o HOG poderia ser usado também para dizer qual pose é, sem a necessidade de nenhum algoritmo secundário. Visando que temos duas aplicações para o HOG, é possível que teremos duas configurações diferentes e portanto essas variações devem entrar no escopo desse trabalho.

1.3 Justificativa

A função principal do motorista deve ser sempre controlar o carro e distrações, como operar o rádio ou a central multimédia, deve ser reduzidas ao máximo. Portanto apenas alguns poucos e curtos momentos podem ser usados para interagir com os comandos do veículo. Em estudos de usabilidade, o controle gestual provou ser mais intuitivo, efetivo [12] [13] e distrair menos do que o uso habitual de botões [14]. Por esse motivo, um estudo sobre técnicas para atingir esse objetivo é justificável.

As condições gerais dentro do automóvel inclui uma grande variação de iluminação, mudança de usuário (cor de pele, braço com ou sem vestimentas e vestimentas de cores e estampas diferentes) e fundos não uniformes. Além disso, a aceitação do usuário é um item bastante importante, portanto coisas como uma iluminação artificial visível, restrição de vestimentas e calibração extensiva não pode ser tolerados. Tento isso em mente, alguns critérios e requisitos para o sistema podem ser estabelecidos:

- robustez contra ambientes ruidosos
- iluminação invisível
- independente de usuário
- sem calibração ou treinamento pelo usuário
- pequeno e compreensível conjunto de gestos
- reação do sistema com o mínimo de latência

Em 2005, Navneet Dalal fez um estudo sobre histogramas orientado a gradientes aplicado à detecção de humanos [17]. Seu estudo, variando cada parâmetro do cálculo dos histogramas e encontrando um conjunto de parâmetros que melhor servia para reconhecimento de humanos, virou referência para todos os estudos posteriores de HOG. Em seu texto ele diz que o uso de histogramas orientados tem muitos precursores (NOTA: Adicionar ref), mas que apenas atingiu a maturidade quando combinado com histogramas locais e normalização proposto pela Lowes Scale Invariant Feature Transformation (SIFT) (NOTA: Adicionar ref). A conclusão que ele chegou foi que usando histogramas de gradientes locais normalizados, similar ao SIFT, em um grade com sobreposição tem ótimos resultados para detecção de humanos, reduzindo falsos positivos em mais de uma ordem de magnitude comparado com Haar wavelets.

NOTA: Pesquisar as principais diferenças entre SIFT e HOG

Em [2] (Alemanha, 2000) e em [1] (Alemanha, 2003)temos um cenário idêntico ao proposto, onde imagens infra vermelhas de uma câmera instalada no teto do carro são capturadas e traduzidas em gestos e poses de mão. Em [1] o sistema proposto pelo artigo é capaz de reconhecer onze gestos e quatro poses. A imagem capturada em uma taxa de 25 fps e resolução 384x144 é primeiramente processada com uma combinação de subtração de fundo e threshold global. Em [2] é usado apenas um threshold global. A mão é considerada o maior objeto da cena. Depois da segmentação, um filtro para retirar o braço é aplicado e finalmente são calculados os momentos da imagem, para o cálculo da área e do centro de massa, e os momentos Hu.

Em [5] (Estados Unidos, 2008) temos também o uso de câmera infra vermelha no teto do carro, mas com o objetivo de discriminar qual pessoa está usando o painel de controles do carro, o motorista ou o passageiro. O sistema faz uso do HOG para descrever a imagem e um classificador SVM com uma taxa de 96.8% de acerto. O cálculo do HOG é uma versão simplificada feita por [17]. Nesse artigo, depois de calculado o gradiente da imagem, a mesma é dividida em uma grade de células 2x2, o histograma é calculado para cada célula com 8 bins variando de 0 à 360 graus, portanto formando um vetor de 32 dimensões.

Em [6] (China, 2010) o HOG é utilizado para detectar ciclistas. No método proposto não é feito overlap no cálculo dos histogramas, como uma maneira de melhorar o tempo de processamento, e amostragem piramidal é utilizada para extrair características globais em diferentes escalas. As imagens utilizadas são em tons de cinza e um filtro gaussiano é aplicado antes do cálculo dos HOGs (contrariando as orientações do Dalal em [17]). O gradiente é calculado com máscara [-1 0 +1], os ângulos são calculados entre 0 e 180, e o histograma é dividido em 20 bins. A imagem é dividida em blocos de 16x16 sem divisão de células. O classificador utilizado é um SVM linear. Esse trabalho é interessante pois propõe um método para melhorar a velocidade do cálculo dos histogramas, o que pode ser útil para aplicações em tempo real embarcadas.

Um estudo comparando descritores locais, semi locais e globais é feito em [7] (França, 2011). O objetivo do trabalho é estudar qual seria o método mais adequado para descrever poses de mão em uma sala de cirurgia para que o médico possa enviar comandos para os aparelhos sem precisa encostar neles. Para descritores globais foi usado os momentos de Zernike (invariante em rotação, translação e escala) combinados com um classificador linear SVM. O HOG é usado como um descritor semi local e SIFT para locais. Apesar de não dar detalhes de como é feito os cálculos do HOG, o artigo mostra uma melhor performance do método.

Nesse artigo [16] (Espanha, 2011), o problema a ser resolvido era verificar, com o uso de uma câmera, se uma pessoa fez as seis diferentes poses de mão para o lavar correto das mãos. Primeiro as imagens são segmentadas por cor de pele e depois um estimador de posição do braço e da mão baseado em um filtro multi modal probabilístico é proposto. Um ROI é criado com o resultado do filtro e anterior e então HOG é aplicado, usando como classificador dois SVM independentes. Uma para o HOG normal e outro para o HOF (Histogram of optical flow).

Nesse artigo [8] (Japão, 2012), é utilizado a coHOG (co-occurence HOG) para reconhecimento de navios em imagens ISAR. No coHOG os blocos são agrupados em pares, aumentado a robustez para imagens em diferentes ângulos e na oclusão de algumas partes do navio. Por outro lado, o coHOG tem uma alta dimensão.

A abordagem desse artigo [10] (China, 2012) é selecionar, usando HOG e SVM, uma região de interesse para depois aplicar o filtro de cor de pele. O bloco tem tamanho 12x12 pixels com 2x2 células.

1.4 Hipótese

Existe um conjunto de parâmetros ótimo no calculo do HOG que melhor descreve as poses de mão em nossa aplicação.

1.5 Metodologia

Na etapa de captura da imagem, os artigos [2] e [1] fazem uso de uma câmera infravermelha simples, onde o ambiente é iluminado por infravermelho de curta distância (950nm). A câmera ainda possui um filtro de luz, permitindo apenas que a luz infravermelha seja capturada pela câmera. Apesar de existir câmeras mais sofisticadas, optamos por usar a câmera mais simples, em vez das câmeras de profundidade por ser mais compatível com os padrões de mercado automotivo. No momento que esse texto foi escrito, as câmeras de profundidade ainda possuem um preço proibitivo e a quantidade de processamento é bastante limitada em um ambiente embarcado. Uma outra razão para a escolha de uma câmera mais simples se dá ao fato que não pretendemos estudar nesse texto os processos de segmentação de imagem. Vamos considerar que esse problema esteja resolvido e vamos nos concentrar em como melhor representar e classificar as poses e gestos de mão.

As imagens de poses e os vídeos dos gestos serão obtidos em dois ambientes distintos. Primeiro em um ambiente controlado com fundo homogêneo de cor preta e em uma sala totalmente escura (essa base de dados será usada como referência para os algoritmos implementados). O outro será obtido no interior de um veículo, tanto de dia como de noite.

NOTA: Mudar texto Se usássemos uma câmera de profundidade, a segmentação seria simplesmente pela distância da mão à câmera. Mas como vamos usar uma câmera normal, vamos usar dois tipo de segmentação diferente. Para as imagens com fundo controlado, vamos usar um threshold global como método para separar o fundo. Nas imagens no carro, vamos usar os algoritmos de remoção de fundo, usando um frame de calibração. Grande parte dos artigos sobre reconhecimento de mãos utilizada a cor da pele como segmentação. Aqui não temos essa opção pois a câmera infravermelha não tem as informações de cor.

NOTA: Colocar em referência Um dos precursores em extração de características da mão usando histograma de orientação de gradientes (HOG) foi o laboratório da Mitsubishi que publicou um conjunto de artigos [3], [4] sobre o tema. Nesses artigos foi feito o HOG da imagem como um todo, em tons de cinza, e dividindo os ângulos em 36 grupos. O método não era geral o suficiente para ser usado com um algoritmo válido para representação de uma forma genérico e por isso, o mesmo evolui para o SIRF. Acontece que a aplicação é bastante parecida com a proposta desse trabalho e por isso HOG é melhor detalhado posteriormente.

Os classificadores mais utilizados na literatura existente serão avaliados, para que se conheça sua performance em relação a tempo de processamento e acerto. Desse estudo serão terminados os classificadores mais adequados para a aplicação proposta.

1.6 Organização da dissertação

NOTA: Elaborar no final

Capítulo 2

Referencial Teórico

2.1 Histograma

2.2 Gradientes

Um dos mais importantes processos no processamento de uma imagem é a sua segmentação. A segmentação consiste em subdividir a imagem em regiões ou objetos de interesse. O nível de segmentação depende do problema a ser resolvido e é comumente baseado em duas propriedades do valor da intensidade: descontinuidade e similaridade. A primeira consiste em particionar uma imagem baseado nas mudanças abruptas na intensidade, como por exemplo as bordas de um objeto. Já na segunda, é feito o agrupamento de uma região baseado em sua similaridade com outras partes da imagem, como cor ou nível de intensidade.

Gonzales define borda como sendo um conjunto de pixeis conectados presente na fronteira entre duas regiões. E conclui que a magnitude da primeira derivada pode ser usada para detectar da borda em um ponto da imagem.

A derivada de primeira ordem de uma imagem digital pode ser aproximada no gradiente 2D. O gradiente de uma imagem $f(x, y)$ no ponto (x, y) e definido como um vetor

$$\nabla \mathbf{f}(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial f}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

cuja magnitude é definida como ∇f, onde

$$\nabla f = mag(\nabla \mathbf{f}) = \left[G_x^2 + G_y^2\right]^{1/2} \tag{2.2}$$

e a direção do vetor $\alpha(x, y)$ sendo definida como

$$\alpha(x, y) = tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{2.3}$$

onde o ângulo é medido em referência ao eixo x. A direção de uma borda no ponto (x, y) é perpendicular à direção do vetor gradiente no ponto.

O cálculo dessas derivadas podem ser implementados usando máscaras como o da figura 2.1. A máscara é aplicada em cada pixel da imagem e um novo valor é calculado conforme a equação 2.4.

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + w_3 z_3 + ... + w_9 z_9 = \sum_{i=1}^{9} w_i z_i \tag{2.4}$$

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

Figura 2.1: Exemplo de máscara 3x3

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

(a) Máscara Prewitt

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

(b) Máscara Sobel

Nas figuras 2.2a e 2.2b temos dois exemplo das máscaras mais utilizadas para cálculo de gradiente. Na figura 2.3 podem ver o resultado das máscaras em uma imagem de uma pose de mão aberta feita por uma câmera infra vermelha.

2.3 Norma

Norma é uma função que atribui um tamanho de valor positivo e diferente de zero para um vetor em um espaço vetorial.

A função norma deve satisfazer algumas propriedades de escalabilidade e aditividade. Sendo um espaço vetorial V em um sub corpo F de números complexos, a norma em V é uma função $p :\rightarrow \mathbf{R}$ com as seguintes propriedades.

- $p(a\mathbf{v}) = |a|p(\mathbf{v})$
- $p(\mathbf{u} + \mathbf{v}) \leq p(\mathbf{u}) + p(\mathbf{v})$
- Se $p(\mathbf{v}) = 0$ então $\mathbf{v}$ é o vetor zero.

2.4 Histograma orientado a gradientes

HOG (Histogram of oriented gradients) é um descritor computado a partir dos gradientes da imagem, podemos defini-lo com sendo uma informação estatística do gradiente e intensidade de uma área. Suas principais propriedades são a robustez para pequenas variações nos locais dos contornos, direções e variações significativas na iluminação e cor.

O HOG proposto por Dalal [17] possui a seguinte parametrização conforme tabela 2.1.

NOTA: Ver [16] para uma descrição do HOG

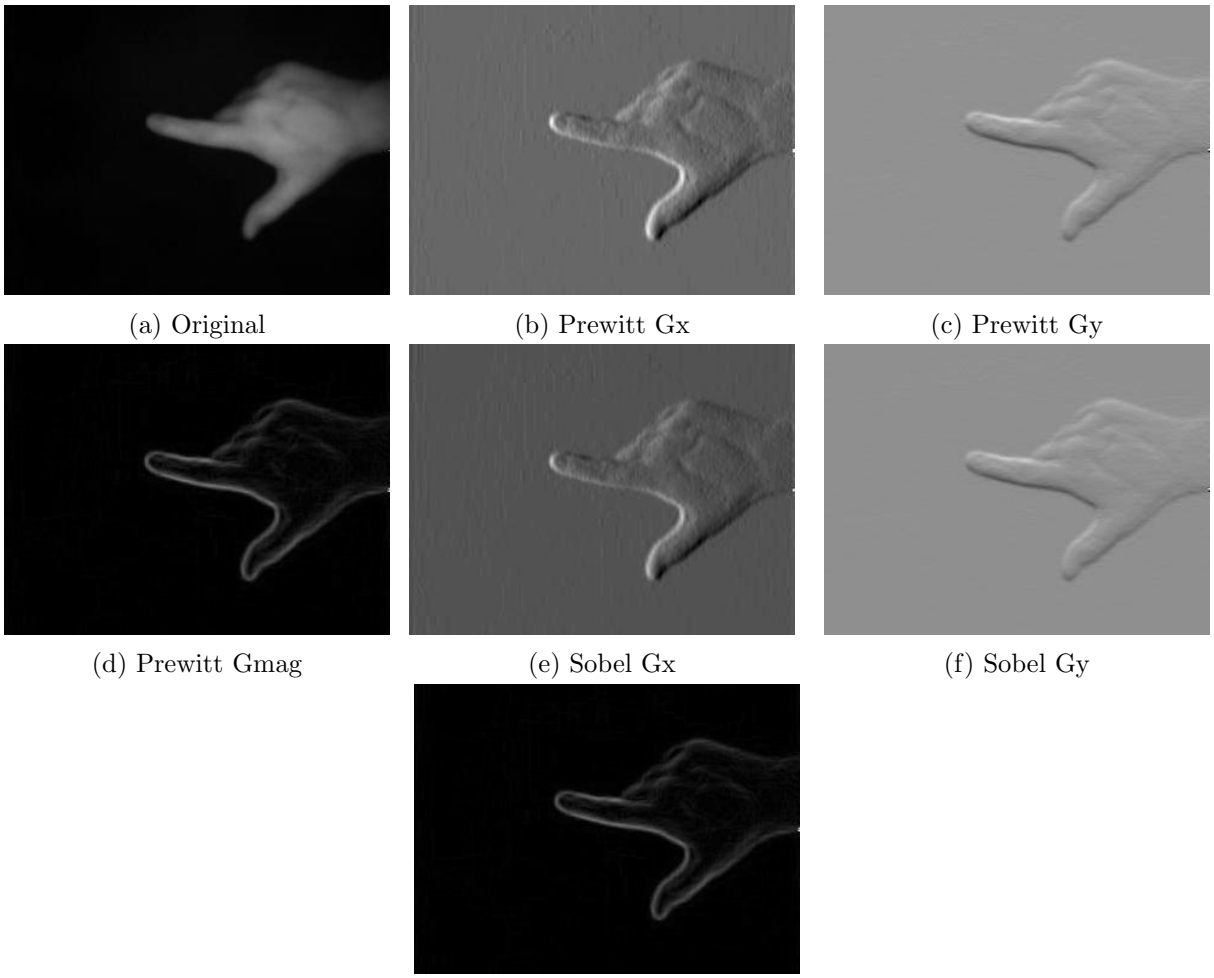
2.4.1 Normalização Gamma/Cor

2.4.2 Gradientes

O gradiente é computado da seguinte maneira.

$$G_x(x, y) = H(x + 1, y) - H(x - 1, y)$$
$$G_y(x, y) = H(x, y + 1) - H(x, y - 1)$$

Aqui, G_x representa o gradiente horizontal e G_y o gradiente vertical de cada pixel na imagem (ou em um pedaço da imagem).



(a) Original (b) Prewitt Gx (c) Prewitt Gy

(d) Prewitt Gmag (e) Sobel Gx (f) Sobel Gy

(g) Sobel Gmag

Figura 2.3: Gradientes

Cor	RGB sem correção de gamma
Gradiente	[-1, 0, 1] sem smoothing
Bins	9
Orientação	0 à 180
Tamanho do bloco	16x16 pixels
Tamanho da célula	8x8 pixels
Janela Gaussian	8 pixel
Normalização	L2-Hys
Janela de detecção	64x128

Tabela 2.1: Parâmetros do HOG otimizado por Dalal

Depois calculamos a intensidade e orientação de cada ponto da imagem.

$$G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$

$$\alpha(x,y) = tan^{-1}\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right)$$

2.4.3 Classificação dos ângulos

Depois dos cálculos do gradiente, a imagem é então dividida em pequenos retângulos (células). Para cada célula, um histograma é calculado. Esse histograma é a coleção dos ângulos dos vetores de gradiente de cada pixel que compõe a célula. Os ângulos podem ser agrupados variando de 0 à 360 graus ou de 0 à 180 graus. O número de grupos em cada histograma é 20.

$$V_k(x,y) = \begin{cases} G(x,y), \alpha(x,y) \in bin_k \\ 0, \alpha(x,y) \notin bin_k \end{cases} k \in (1,20)$$

2.4.4 Normalização em blocos

Dalal extraiu o HOG em blocos de tamanho 16x16 e dividiu cada bloco em 4 células. Para eliminar os impactos da luminosidade, foi feito uma normalização em cada bloco.

$$f(C_i,k) = \frac{\sum_{(x,y)\in C_i} V_k(x,y) + \varepsilon}{\sum_{(x,y)\in B} V_k(x,y) + \varepsilon}$$

$f(C_i,k)$ é a proporção do valor do gradiente acumulado do kth bin no bloco que contém a célula C_i. O ε é um valor bem pequeno para eliminar os denominadores zeros.

Depois cada histograma é concatenado, formando um vetor único de características.

Capítulo 3

XXX

3.1 Construção da câmera infra vermelha

A câmera utilizada nessa aplicação tem que ser capaz de capturar imagens nas mais diversas condições de luminosidade. Temos o caso, por exemplo, de um dia de sol cuja intensidade de luz é bem alta. Até o ponto onde não há luz nenhuma. Nesses casos é necessário uma iluminação própria, mas ao mesmo tempo, não pode atrapalhar o motorista. Por isso, a iluminação infra vermelha é muito utilizada. O custo é baixo e não interfere em nada no ambiente. O maio contratempo desse tipo de iluminação é que se perde toda a informação de cor. Para gerar a base de dados para o nosso estudo, utilizamos uma câmera normal de mercado, modificada para receber a luz infra vermelha e colocamos LEDs de infra vermelho para fazer a iluminação.

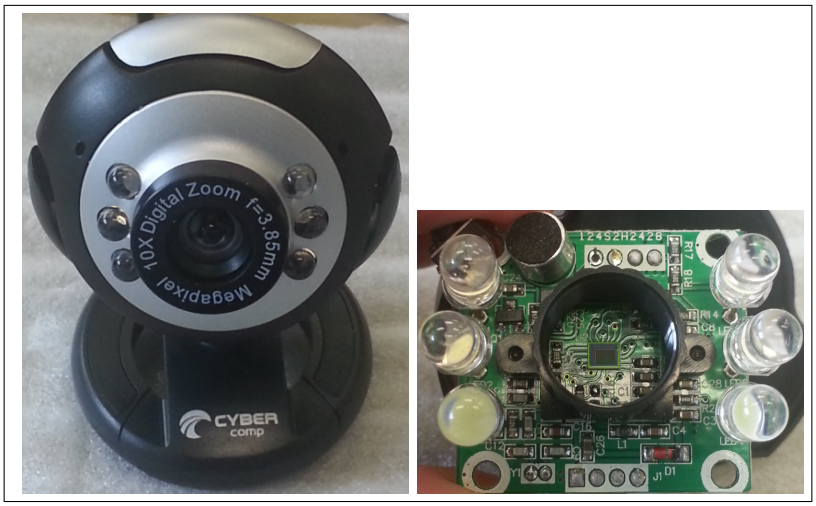


Figura 3.1: Webcam utilizada na aquisição das imagens sem nenhuma modificação

Na figura 3.1 temos a câmera utilizada para a aquisição das imagens. Nesse momento a câmera ainda não foi modificada. Essa câmera portanto ainda possui um filtro de luz infra vermelha e os LEDs de iluminação são LEDs brancos.

A principal modificação a ser feita nesse tipo de câmera é retirar o filtro infra vermelho. Esse filtro é uma placa de vidro localizado atrás da lente. Na figura **??** temos uma foto das lentes ainda com o filtro e depois já com o filtro retirado. E preciso também substituir os LEDs atuais, que são LEDs brancos, para LEDs infra vermelho de 950nm.

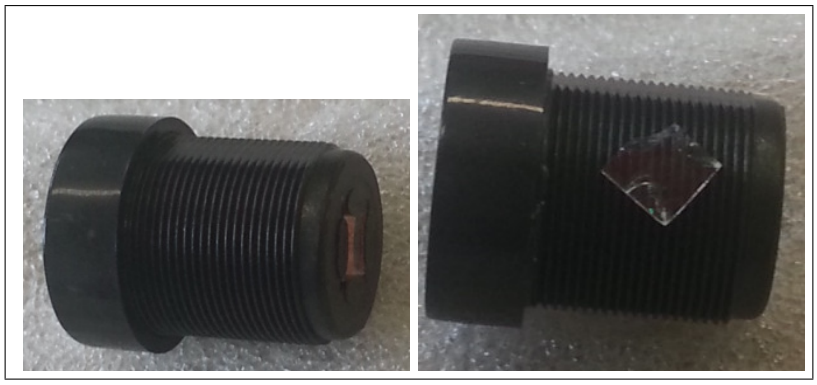


Figura 3.2: Lentes com o filtro infra vermelho localizado na parte traseira

Referências Bibliográficas

[1] Zobl, M., Nieschulz, R., Geiger, M., Lang M., Rigoll, G.,Gesture Components for Natural Interaction with In-Car devices, 2003.

[2] Akyol, S., Canzler, U., Bengler, K., Hahn, W.: Gesture control for use in auto-mobiles. In: Proceedings, MV A 2000 Workshop on Machine Vision Applications, Tokyo, Japan, November 28-30, 2000, IAPR, ISBN 4-901122-00-2 (2000)

[3] W. T. Freeman and M. Roth. Orientation histograms for hand gesture recognition. Intl. Workshop on Automatic Face and Gesture-Recognition, IEEE Computer Society, Zurich, Switzerland, pages 296–301, June 1995.

[4] W. T. Freeman, K. Tanaka, J. Ohta, and K. Kyuma. Computer vision for computer games. 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Killington, VT, USA, pages 100–105, October 1996.

[5] Shinko Y. Cheng and Mohan M. Trivedi. Real-time Vision-based Infotainment User Determination for Driver Assistance, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 4-6, 2008

[6] An Effective Crossing Cyclist Detection on a Moving Vehicle

[7] Hand-gesture recognition: comparative study of global, semi-local and local approaches

[8] Automatic Ship Recognition Robust Against Aspect Angle Changes and Occlusions

[9] An Extended HOG Model: SCHOG for Human Hand Detection

[10] A ROBUST METHOD OF FINGERTIP DETECTION IN COMPLEX BACKGROUND

[11] Deformable HOG-based Shape Descriptor

[12] Zobl, M., Geiger, M., Morguet, P., Nieschulz, R., Lang, M.: Gesture-based control of in-car devices. In: VDI-Berichte 1678: USEWARE 2002 Mensch-Maschine-Kommunikation/Design, GMA Fachtagung USEWARE 2002, Darmstadt, Germany, June 11-12, 2002, Dusseldorf, VDI, VDI-Verlag (2002) 305–309

[13] Zobl, M., Geiger, M., Bengler, K., Lang, M.: A usability study on hand gesture controlled operation of in-car devices. In: Abridged Proceedings, HCI 2001 9th Int. Conference on Human Machine Interaction, New Orleans, Louisiana, USA, August 5-10, 2001, New Jersey, Lawrence Erlbaum Ass. (2001) 166–168

[14] Geiger, M., Zobl, M., Bengler, K., Lang, M.: Intermodal differences in distraction effects while controlling automotive user interfaces. In: Proceedings Vol. 1: Usability Evaluation and Interface Design , HCI 2001 9th Int. Conference on Human Machine Interaction, New Orleans, Louisiana, USA, August 5-10, 2001, New Jersey, Lawrence Erlbaum Ass. (2001) 263–267

[15] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int. J. Comput. Vis., vol. 60, no. 2, pp. 91–110, Nov. 2004.

[16] ”A vision-based system for automatic hand washing quality assessment”

[17] Dalal, N. and Triggs, M, ”Histograms of Oriented Gradients for Human Detection”, in Proc. Of IEEE CVPR2005, vol. 1, pp. 886-893, June 2005.

[18] http://www.microsoft.com/en-us/kinectforwindows/develop/

[19] http://software.intel.com/en-us/vcsource/tools/perceptual-computing-sdk